干 旱 区 研 究
ARID ZONE RESEARCH

退耕还林(草)工程实施以来降水利用效率演变格局及归因
——以宝鸡地区为例

王 静[1,2]， 姚顺波[1]， 刘天军[2]
(1. 西北农林科技大学经济管理学院,西北农林科技大学资源经济与环境管理研究中心,陕西 杨凌 712100;
2. 西北农林科技大学西部发展研究院,陕西 杨凌 712100)

摘 要：基于植被降水利用效率(rainfall use efficiency, RUE)模型,综合气候、土地利用/覆盖及光学遥感3个维度,分离人为干预(增加/减少)因素,监测生长季RUE时空演变特征,进一步采用地理探测器法探讨其驱动力。结果显示:(1)宝鸡地区经过两轮退耕还林(草)工程,RUE整体上呈提高趋势,尤其是第一轮后(2009—2013年)呈显著提高趋势的像元面积占比最高,达65.69%。全区由第一轮工程实施下(2001—2008年)的以人为干预增加区域为主转变为以人为干预减少为主;(2)夏季降水量最为充裕,春季雨量较差,表现为夏季RUE的提高速率[$0.07\cdot(10a)^{-1}$]和春季RUE的降低速率[$-0.06\cdot(10a)^{-1}$]均最为显著。年际、夏秋季,林地的RUE值最高,春季城乡用地的RUE值最高;(3)植被覆盖率、相对湿度、日照时数、粮食总产量、最大风速、降水量、气温、人口密度、造林面积对RUE的相关性依次递减(置信水平95%),植被类型、坡度、坡向对RUE的相关性不显著。交互作用下RUE空间分布的相关性表现为:气候环境因素>自然资源因素>人类活动因素>地理环境因素。随着坡度的增加,RUE呈先增加后减少的变化趋势,在坡度26°~31°出现拐点;造林面积与RUE具有同步增减的变化趋势;植被对RUE的促进作用显著,人口密度对RUE的胁迫作用显著。此外,665.51~679.80 mm的降水量提高RUE的风险最高,集中于陈仓区东-西水平线区域上。

关键词：退耕还林(草); RUE; 人为干预; 驱动力因子; 宝鸡地区

为应对和改善生态环境,退耕还林(草)重大生态工程被中国乃至全球众多国家重视并广泛实施,是全球气候变化与植被覆盖变化问题研究的焦点[1]。退耕地还林、宜林荒山荒地造林和封山育林是宝鸡地区退耕还林(草)生态恢复工程的3种表现形式,其中,封山育林的生态恢复可直观体现我国天保工程(即天然林保护工程)这一重大生态工程的实施效果[2-3]。

在全球气候变化的背景下,极端降雨或干旱频繁发生[4-5],尤其是在干旱半干旱地区[6-8]。植被降水利用率(RUE)是植被生产力对降水量响应的指标,对植被恢复具有很强的敏感性[9]。评价不同条件下的降水利用效率,对气候因素影响下区域植被退化或恢复评估意义重大[10],也是退耕还林(草)工程实施以来生态恢复效果评价的重要指标[11-12]。

植被覆盖与降水利用效率的空间分布呈极显著相关[11-15]。不同地区,植被降水利用效率的时空格局不尽相同。洮河流域呈现出整体增长的变化趋势[16],青藏高原呈东部高、中西部低的趋势[17],西北7省空间分布则较为破碎,不存在相应的空间变化规律[18]。另外,不同植被生长时期,降水量对土地荒漠化的正面抑制作用呈增强、不变或减弱的特

收稿日期：2019-11-28; **修订日期：**2020-04-20
基金项目：林业公益性行业科研专项经费资助(201504424);教育部人文社会科学重点研究基地基金资助(14JJD790031);国家自然科学基金(71473195);国家林业局软科学项目(2015-R32);"十三五"国家重点研发计划重点专项(2016YFC0501705;2016YFC0501602)资助
作者简介：王静(1990-),女,博士研究生,研究方向为资源经济与生态环境管理. E-mail: wangj87j@163.com
通讯作者：姚顺波. E-mail: yaoshunbo@163.com

征[13]；且在不同的降水量区域，植被降水利用效率的空间分布与气候因子的关系有较大差别[14]。RUE不仅受气候因子影响，土壤类型、人为干预等也是影响RUE时空演变的主要驱动力[15]。就目前的研究现状来看，仅探讨RUE的时空分布，或是基于单因子对RUE驱动力的研究较多，未见涉及"自然-人类"时空综合尺度上的深入研究。

2001—2008年、2009—2013年、2014—2017年，是两轮退耕还林(草)工程实施的3个阶段。基于植被生长季(3—11月)分析了第一轮下、第一轮后、第二轮以来宝鸡地区RUE的时空演变特征，利用地理探测器法探讨了如下有关RUE的驱动力因子的4个问题：(1) 人为干预因素的厘定；(2) RUE时空演变特征；(3) 驱动力及交互作用对RUE的贡献率。

1 研究区概况

宝鸡地区位于陕西省(关中平原)西部，地处106°18′~108°03′E，33°35′~35°06′N，地处气候变化敏感带，生境较脆弱[19-20]，是我国退耕还林(草)工程最早试点实施区。海拔介于424~3546 m，呈"南高北低"的地形地貌特征。宝鸡地区属暖温带大陆性季风气候，辖渭滨区、凤县等3区9县。年降水量介于710~1000 mm[21]，雨季多集中在夏季和秋季，年际和年内降水变化较大。研究区境内植被类型多样，林地、草地遍及全区，千河和渭河主支流沿岸的

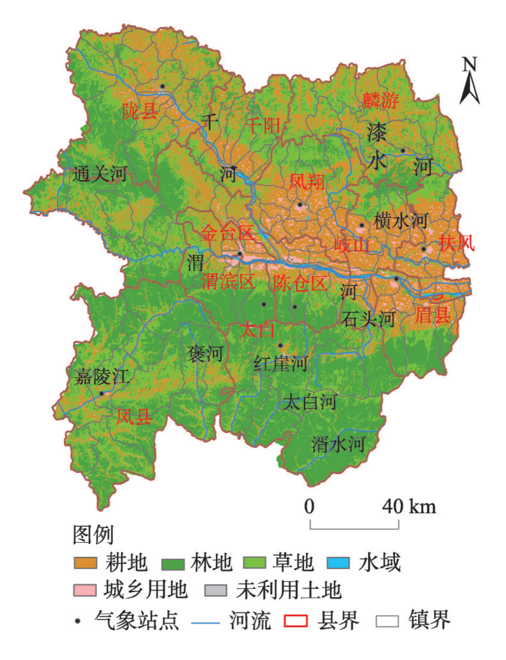


图1 研究区及土地利用/覆盖示意图

Fig. 1 The administrative map of study area and land use/cover

渭北台原和渭河平原，主要为大田农作物、蔬菜、果园和城市绿化等栽培植物的耕地和城乡用地(图1)。森林植物覆被率达36%~42%，主要集中在秦岭、关山。宝鸡地区是退耕还林(草)试点区，已全面实施第一轮(2001年)和第二轮(2014年)退耕还林(草)生态恢复工程。

2 数据来源与方法

2.1 数据收集与处理

涉及宝鸡地区气象、MODIS NDVI、高程、土地利用/覆盖、土壤、社会经济的近17 a数据(表1)。

2.2 研究方法

2.2.1 Theil Sen+Mann-Kendall 采用时序变化研究长时间、持续性过程的变化，Theil Sen+Mann-Kendall趋势分析方法是目前植被长时间序列数据变化趋势分析判断的一种稳健的非参数统计的最有效计算方法[21-23]。计算如下：

$$\beta = \mathrm{Median}\left(\frac{\mathrm{NDVI}_j - \mathrm{NDVI}_i}{j-i}\right), \forall j>i \qquad (1)$$

式中：NDVI_i和NDVI_j为第i,j时间序列的NDVI值。其中，还林面积在时间序列上呈增加趋势时趋势度条件为$\beta>0$，呈减少趋势的趋势度条件为$\beta<0$。

Sen趋势通过Mann-Kendall检验[24](置信度为0.05)。

2.2.2 降水利用效率估算 用降水利用效率(RUE)表征区域植被生长的演变趋势[25-26]。计算公式如下：

$$\mathrm{RUE} = \frac{\mathrm{NPP}}{\mathrm{P}} \qquad (2)$$

式中：NPP、P为植被净初级生产力和年降水量。大量研究表明NDVI与NPP相关性密切[13,27-28]，累计NDVI能很好的表征植被一年的生长状况[14,29]。本研究在MOD13A3 NDVI与MOD17A3H NPP拟合度0.01水平上，使用$\sum$NDVI(下文简称NDVI)替代NPP。

P值确定的具体计算过程如下：

(1) 考虑到研究区范围较小，气象站点较少(12个)，为提高数据精度，采用渔网获得3250个随机坐标点，获得随机点对应点的经度、纬度和海拔，经偏相关分析法研究三者与年降水量之间关系。得到经度、纬度与降水量表现出不显著性结果($P<0.05$)。与张艳芳等[12]利用气象站点采样得到三者

表1　研究所用数据源

Tab. 1　Data sources in this study

	气象数据	MODIS NDVI	高程数据	土地利用/覆盖数据	土壤数据	社会经济数据
来源	宝鸡市气象局	LP DAAC	地理空间数据云	Landsat TM/ETM	中国科学院资源环境科学数据中心	宝鸡统计年鉴
类型	面板数据	MOD13A3	GDEMDEM	栅格数据	tiff	面板数据
分辨率	月	1000 m	30 m	30 m	1000 m	年
处理方法	IDW	区域统计	投影转换	重分类	重分类	IDW、重分类
合成数据	月数据	月数据	DEM、坡度、坡向数据	6 类 Land Use/Cover数据	10类土壤空间分布数据	类别个数为10的栅格数据

表现出显著相关的研究结果不同。

(2) 基于(1)的结果,利用ArcGIS软件,采用海拔数据通过CoKriging模块校正降水量。

(3) 时序预测法中移动平均比率法是一种测定长期趋势准确率较强的方法。目的是预测季节变化趋势,故而采用"同期平均法",先后剔除长期性、循环性和随机性因素的影响。以提高预测精度为目的,本研究基于(1)的数据结果,从测定1974—2017年实测月降水量的预测值中截取2001—2017年月降水量作为本研究数据源,通过Cokring模块对其插值。

(4) 为验证精度,分别拟合(2)和(3)与站点实测值,拟合度R均接近1,(2)和(3)显著性为$P<0.01$和$P<0.05$,本研究选取效果更好的校正值进行后续研究。

2.2.3　像元二分模型　假设单个像元由纯植被($NDVI_{veg}$)和纯土壤($NDVI_{soil}$)两部分组成,二者的加权平均和为混合像元的植被指数(NDVI),各部分在像元中的面积比例即为权重[30]。线性像元二分模型是基于遥感NDVI数据,评估区域植被恢复效果适用性最广泛的方法,其估算结果与地面实测数据呈极显著相关性[31]。通过设置置信度,截取遥感NDVI数据的上下限分别作为$NDVI_{soil}$和$NDVI_{veg}$的值。公式如下:

$$FVC = \frac{NDVI - NDVI_{soil}}{NDVI_{veg} - NDVI_{soil}} \tag{3}$$

2.2.4　地理探测器　地理探测器是探测空间分异性[32-33],此方法的优点是克服了数据离散化过程中的任意性和主观性,可通过非监督分类的最优化结果离散化处理连续数据得到。定量化分析、探测并确定RUE的影响因素、各因子对模型的贡献率及交互作用。计算原理如下:

$$q = 1 - \frac{1}{N\sigma^2}\sum_{h=1}^{L} N_h \sigma_h^2 \tag{4}$$

式中:q、σ^2是因变量对自变量解释程度的空间分异性指标和指标离散方差;h、L是变量分区和分区数,$h=1,2,3,\cdots,L$。N是样本总数。q值可表征各因子对RUE空间分异的相关性,介于0~1之间,其值越接近于1(或越接近于0)相关性越强(或弱),影响越大(小)。当q=1或q=0时,RUE空间分异完全被该因素控制或空间分异没有任何影响。

3　结果与分析

3.1　人类干预因素的厘定

生长季宝鸡地区NDVI在3个时间段的空间分布特征一致,以渭河为界呈南高北低、且西北向东南递增的演变趋势。统计耕地、林地、草地、水域、城乡用地、未利用土地的NDVI值,第二轮以来,耕地、林地、草地、未利用土地的植被NDVI均值最高,且分别为3个时间段中最高值,其次为第一轮后。第一轮后,水域和城乡用地的植被NDVI均值最高,其次为第一轮下。林地的植被NDVI均值介于7.25~7.69,3个时间段上均为6类土地利用/覆盖类型中最高,集中于太白县东南方向的红崖河以东地区,占比达32.81%。太白河和湑水河等水源补给丰沛外加秦岭山脉冰雪融水造就了该区域植被覆盖恢复。综上,宝鸡地区退耕还林(草)工程的生态恢复效果在6类土地利用/覆盖类型中表现为林地>耕地。而NDVI低值区表现在水域、城乡用地和耕地,均值为5.67,多集中在渭河、千河沿岸以及千河以东地区,像元占比31.57%。该区域为城乡居民密集区,城乡扩建带来了建筑面积与植被面积的此增彼减。加上使植被覆盖呈明显季节性特征的农田农作物、蔬菜以及经济作物种植,造成了该区域植被

表2 3个时间段宝鸡地区生长季NDVI变化趋势面积及占比

Tab. 2 Area and proportion of NDVI change trend in the growing season of Baoji area in 3 time periods

Sen+M-K分级	2001—2008年		2009—2013年		2014—2017年	
	面积/10^4 hm^2	占比/%	面积/10^4 hm^2	占比/%	面积/10^4 hm^2	占比/%
< -1.2	1.2	0.68	12.27	6.98	5	2.97
-1.2 ~ -0.8	1.36	0.77	0.01	0.01	25.02	14.86
-0.8 ~ -0.4	1.3	0.74	5.71	3.25	0.03	0.02
-0.4 ~ 0	5.21	2.95	9.93	5.65	47.85	28.42
0 ~ 0.4	19.79	11.21	40.17	22.86	76.58	45.49
0.4 ~ 0.8	10.09	5.72	38.5	21.91	0	0
0.8 ~ 1.2	25.84	14.64	0.04	0.02	13.87	8.24
> 1.2	111.7	63.29	69.12	39.33	0.01	0.01

覆盖最低。

综合NDVI在的3个时间段数值变化情况，依据Sen+M-K趋势分析法，以0.4为间隔对NDVI进行重分类，再提取像元面积及占比（表2），最后将 > 0.8、< 0.8分别作为人为干预增加和人为干预减少区域（图2）。

3.2 降水利用效率时空演变特征

宝鸡地区植被覆盖变化受降水量影响显著（图3a、3b、3c）。对比3个时间段的人为干预情况，宝鸡地区人为干预增加区域（98.93%）减少，人为干预减少（68.48%）增加。第一轮下（图3a），RUE最高值集中分布在渭河和千河交叉口的西部及渭河南部沿岸，凤县、太白中部及南部地区也是RUE高值分布区，像元面积占比达19.1%；与第一轮下相比较，第一轮后（图3b）RUE高值区新增加了漆水河和横水河交汇区域，占比增至21.09%；第二轮以来（图3c），较第一轮下渭河南部沿岸及凤县、太白中部及南部地区高值区有所减少，渭河和千河交叉口的西部地区高值区有所增大，占比减至12.3%。此结果对应于植被覆盖最高值区分布区域的是人为干预减少/较少。主要原因是在干旱半干旱地区，受城市化进程的影响，气候常年干旱少雨的渭河和千河沿岸，植被生长获取水分的唯一途径已不再是降水。此外，麟游地属丘陵沟壑区的高密度植被覆盖区，冬暖夏凉的宜居气候，造就了植被覆盖变化受RUE的影响较小。

综上所述，植被生长受降水的影响在第一轮后小于人为干预的影响。3个时间段的RUE值均表现为林地和草地最高，介于0.46 ~ 0.58 g·m^{-2}·mm^{-1}。陇县、麟游、陈仓区、凤县和太白是退耕还林（草）工程重点建设区，区域分别坐落着关山牧场、北山、吴山、典型的生态林区，为RUE高值区。土壤蓄水能

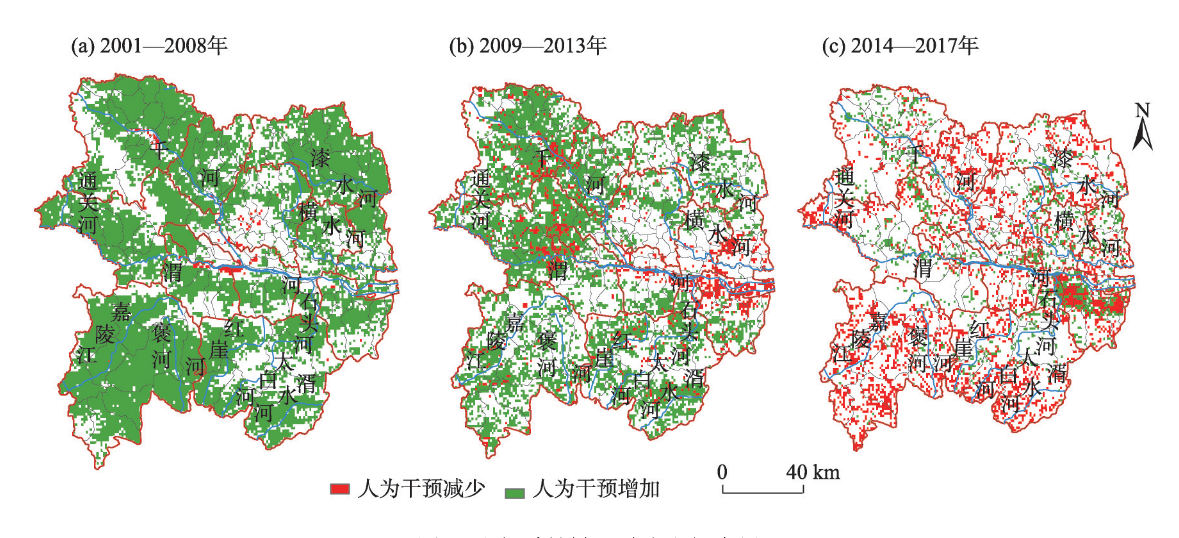


图2 生长季植被驱动力空间布局

Fig. 2 Spatial layout of vegetation driving force in growing season

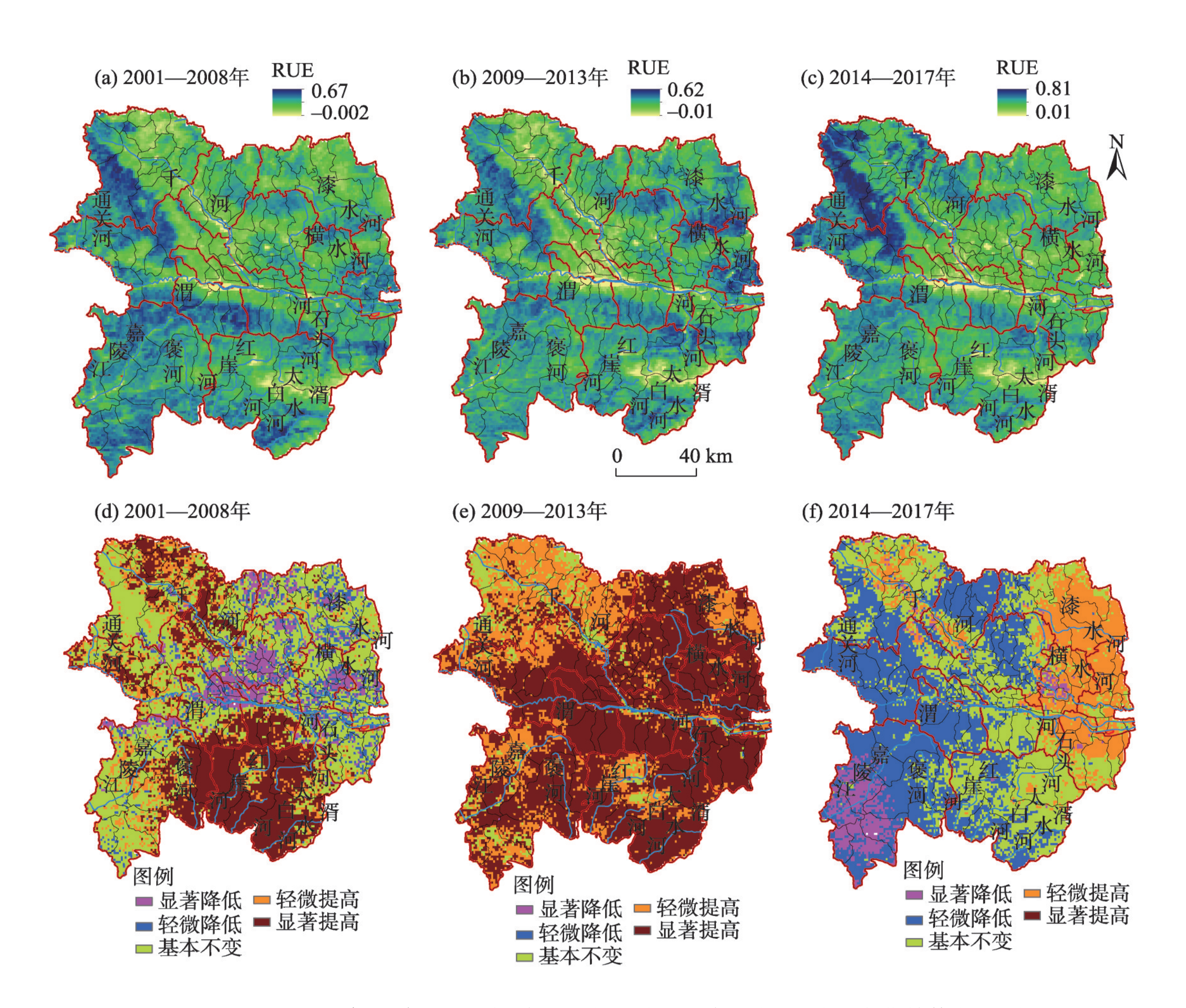


图3　2001—2017年宝鸡地区生长季RUE(*100)空间布局(a、b、c)和变化趋势(d、e、f)

Fig. 3　Spatial distribution and change trend of RUE(*100) in the growing season of Baoji area from 2001 to 2017

力随植被覆盖改善而增加,RUE提升。

人为干预条件下,为研究宝鸡地区退耕还林(草)工程实施与降水利用效率的响应关系,本研究采用Sen+M-K趋势法,参考牟乐等[34]的研究划分RUE为显著降低($\beta<0, |Z|>1.96$)、轻微降低($\beta<0, |Z|\leqslant1.96$)、基本不变($\beta=0$)、轻微提高($\beta>0, |Z|\leqslant1.96$)、显著提高($\beta>0, |Z|>1.96$)5个等级,进一步分析宝鸡地区年均RUE在第一轮下(图3d)、第一轮后(图3e)和第二轮以来(图3f)的变化趋势。整体来看,3个时间段上RUE分别以39.33%、92.66%、19.18%的增速变化。RUE显著提高趋势在第一轮后表现最为明显,像元占比达65.69%。第一轮下和第一轮后的轻微和显著降低面积,较第二轮以来相差30.3%和45.88%,呈明显增加的变化趋势,主要分布在陇县、陈仓区中西部、渭滨区和凤县。第二轮以来,基本不变、轻微提高区域遍布在陈仓区中部、凤翔中部和北部、千阳北部、麟游中部以及岐山和扶风交界处,与第一轮后的轻微和显著提高区域、第一轮下的轻微和显著降低区域对应。整体来看,RUE由第一轮下的基本不变和显著提高为主到第一轮后的提高再到第二轮以来的基本不变和降低,在3个时间段上的变化趋势偏差较大。对比图2、图3,由第一轮下的99.85%人为干预增加到第一轮后的86.07%人为干预增加再到第二轮以来的81.23%人为干预减少。

RUE与NDVI表现一致,由低到高依次为第一轮下<第一轮后<第二轮以来。3个时间段上退耕还林(草)工程实施对植被显著改善的面积占比依次为63.29%、39.33%、0.01%。从RUE与NDVI空间变化趋势趋同得到降水利用效率与累计NDVI存在较好的同步变化趋势。

退耕还林(草)工程实施以来,宝鸡地区年际

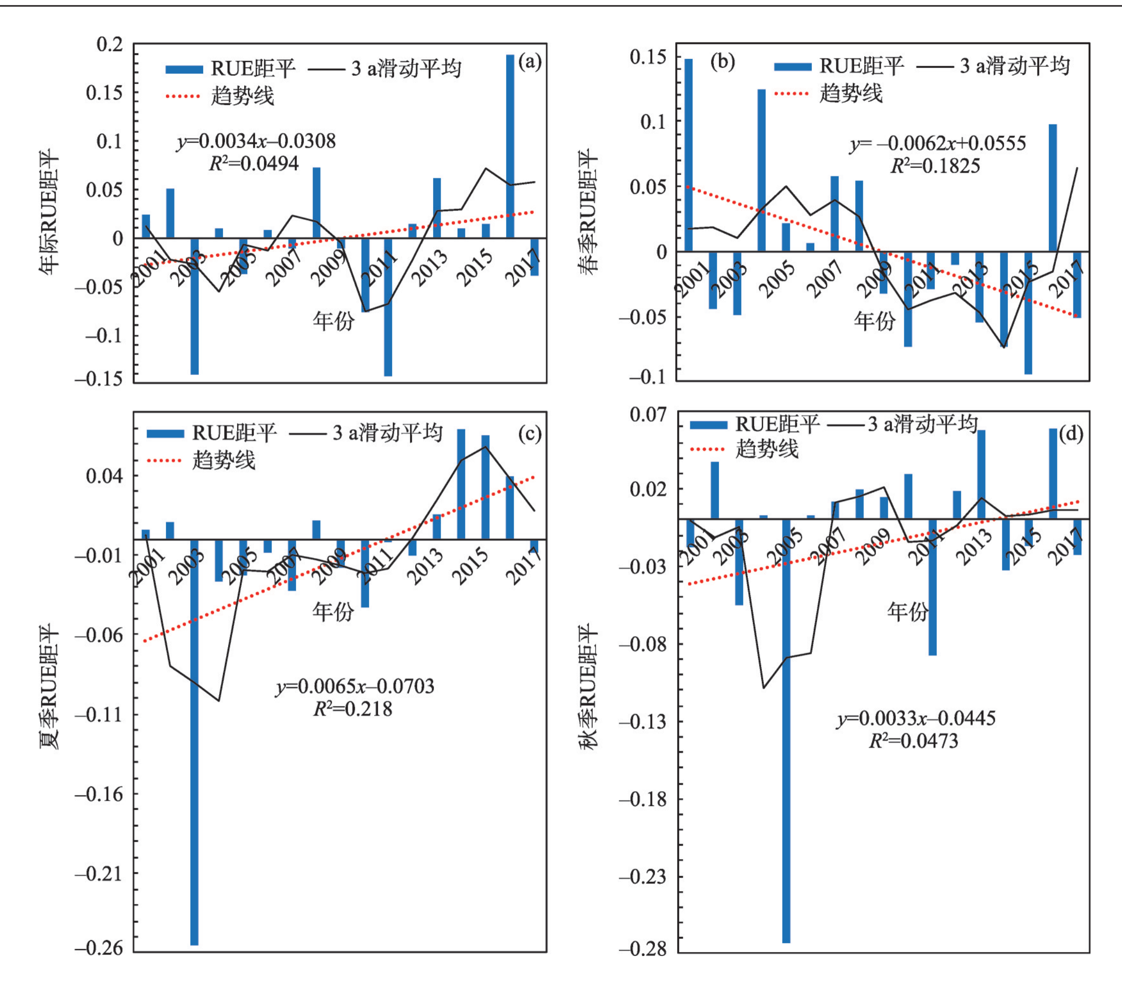


图4　不同时间段宝鸡地区生长季RUE(*100)变化趋势

Fig. 4　Variation trend of RUE(*100) during the growing season in Baoji area in different time periods

RUE[0.03·(10a)$^{-1}$]、春季RUE[-0.06·(10a)$^{-1}$]、夏季RUE[0.07·(10a)$^{-1}$]、秋季RUE[0.03·(10a)$^{-1}$]变化趋势不尽相同(图4)。整体来看,年际和夏季RUE变化趋势较为一致,均呈下降(2001—2004年)、上升(2004—2007年)、再下降(2007—2011年)、再上升(2010—2015年)、后下降(2015—2017年)。春季呈上升(2001—2005年)、下降(2005—2014年)、在上升(2014—2017年)的变化趋势,秋季呈下降(2001—2004年)、上升(2004—2007年)、平稳(2007—2017年)的变化趋势。4个时间尺度上,RUE距平分布差异较大,最大值出现在2016年年际(1.89),最小值出现在2005年秋季(-0.27)。夏季RUE波动较大,距平为负值的年份居多,多集中在2013年以前,高低距平差为0.32,出现1次极低值(2003年)。其次为秋季,距平差为0.33,出现1次极低值(2005年)。春季RUE距平高低分布较为均衡,距平差为0.24,负值年份集中于2009年以后,出现3次高值(2001年、2004年、2016年)和多次低值。年际尺度上,RUE距平错综交替,出现1次高值(2016年)和2次低值(2003年、2011年)。进一步计算降水相对变率,并对比全国降水距平百分率图,得到宝鸡地区的旱涝状况。数据结果为,年际11%,正常;春季23.91%,正常;夏季24.94%,正常;秋季30.27%,偏涝。

近17 a来,宝鸡地区人类干预增加区域和人类干预减少区域年均降水量由小到大为:春季(447 mm、376.85 mm)<秋季(701.36 mm、694.58 mm)<年际(780.24 mm、703.6 mm)<夏季(1201.81 mm、1065.22 mm)。人为干预增加/减少区域,夏季降水量均表现最高,且夏季RUE的提高速率和春季RUE的降低速率均最显著。可见宝鸡地区春季雨量较差、夏季雨量充裕。21世纪初期以来,中国夏季降水量明显增加,处于旱区的西北脆弱带以168.25 mm·(10a)$^{-1}$的速度增加[35],宝鸡地区降水变化趋势与中国基本一致。统计6类土地利用/覆盖类型下的RUE值,年际、夏秋季林地的RUE值最高,春季城

乡用地的RUE值最高。4个时间尺度上,各年RUE较高值均表现在林地上,RUE在秋季变化波动最大,年际稍次于秋季。

3.3 退耕还林(草)工程实施以来植被降水利用效率定量归因

3.3.1 主导驱动力因子分析及高风险范围识别　基于自然和人为的双重角度考虑构建指标体系,将自然资源因素、气候环境因素、地理环境因素和人类活动因素作为一级指标,二级指标有植被覆盖率*X*1、造林面积*X*2、降水量*X*3、气温*X*4、相对湿度*X*5、日照时数*X*6、最大风速*X*7、坡度*X*8、坡向*X*9、土壤类型*X*10、人口密度*X*11、粮食总产量*X*12(表3)。在自然资源因素中,采用FVC(fractional vegetation coverage)反映植被覆盖率,表示单位面积内植被在地面投影面积的占比,在NDVI的基础上改进得到[36]。在人类活动因素中,采用单位面积人口与总人口数的占比表示人口密度。

以ArcGIS软件为平台,利用解释力最大的自然间隔分级法,将12个驱动力因子分别重分类为10个级别(类型量)。为获得更高的数据精度,创建渔网采得17387个地理坐标点,分别提取数值量RUE值和12个类型量的驱动力因子值,匹配面数据和点数据。

2001—2017年,宝鸡地区驱动力因子对RUE的解释力差异显著,植被覆盖率、相对湿度、日照时数、粮食总产量、最大风速、降水量、气温、人口密度、造林面积对RUE的相关性依次递减(置信水平95%),植被类型、坡度、坡向对RUE的相关性不显著。生态探测器结果显示(表4,置信水平95%),植被覆盖率与造林面积、坡度、坡向、植被类型、人口密度对RUE空间分布的相关性存在显著差异。同时,相对湿度与坡度、坡向、植被类型、人口密度对RUE空间分布的相关性也存在显著差异。这不仅与前文植被生长与RUE的强相关性结果高度吻合,也说明了植被类型、坡度、坡向与*q*值最高的植被覆盖率等对RUE空间分布的影响机理不同。此外,气温、日照时数、最大风速、植被覆盖率、相对湿度、降水量的逐年*q*值波动幅度显著(图5),对RUE空间分布的相关性依次递减,在年际尺度上差异较大,介于0.308~0.398。纵观12个驱动力因子的*q*值变化趋势,2003年的日照时数、最大风速、植被类型、人口密度,2005年的降水量、相对湿度,2016年的坡

表3　RUE驱动力评价指标体系

Tab. 3　RUE driving force evaluation index system

一级指标	二级指标	单位
自然资源因素	植被覆盖率*X*1	%
	造林面积*X*2	hm^2
气候环境因素	降水量*X*3	mm
	气温*X*4	℃
	相对湿度*X*5	%
	日照时数*X*6	h
	最大风速*X*7	$m\cdot s^{-1}$
地理环境因素	坡度*X*8	°
	坡向*X*9	–
	植被类型*X*10	–
人类活动因素	人口密度*X*11	$人\cdot km^{-2}$
	粮食总产量*X*12	10^4 t

表4　驱动力因子对RUE解释力的生态检测

Tab. 4　Ecological detection of driving force factor for RUE interpretation

变量	*X*1	*X*2	*X*3	*X*4	*X*5	*X*6	*X*7	*X*8	*X*9	*X*10	*X*11	*X*12
*X*1												
*X*2	Y											
*X*3	N	N										
*X*4	N	N	N									
*X*5	N	Y	N	N								
*X*6	N	N	N	N	N							
*X*7	N	N	N	N	N	N						
*X*8	Y	N	Y	N	Y	Y	Y					
*X*9	Y	N	Y	Y	Y	Y	Y	N				
*X*10	Y	N	N	N	Y	Y	N	N	N			
*X*11	Y	N	N	N	Y	N	N	N	N	N		
*X*12	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y	N	N	

注:Y表示存在显著差异,N表示不存在显著差异。

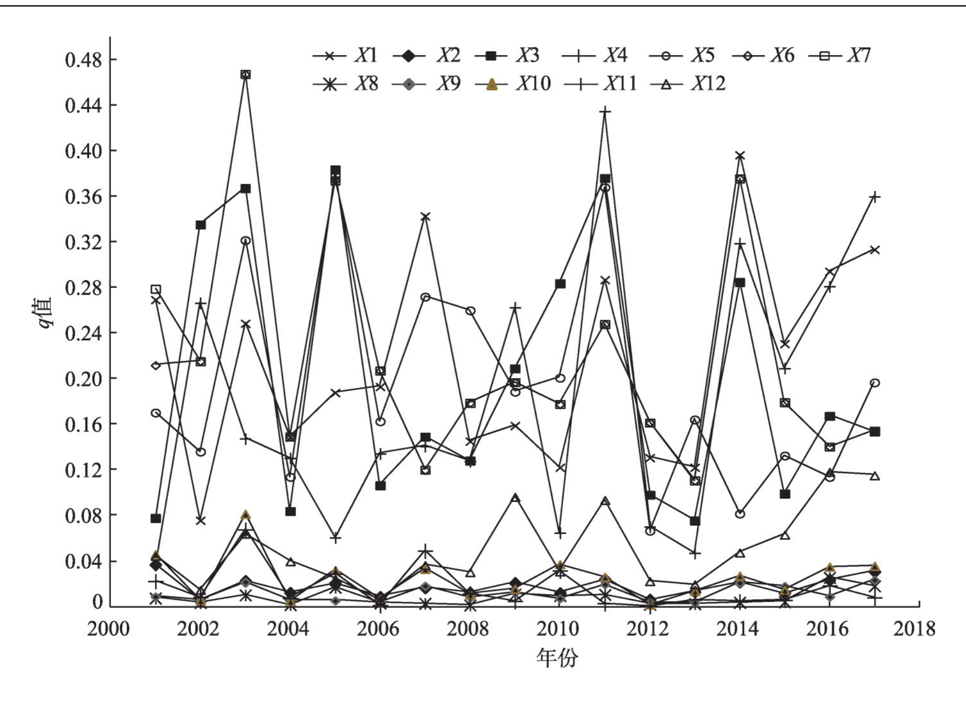


图5 逐年驱动力因子探测q值变化趋势

Fig. 5 The trend of driving force factor detection q value change year by year

度、粮食总产量，以及2014、2001、2011、2017年分别对应的植被覆盖率、造林面积、气温、坡向，均对RUE空间分布的相关性最大；2002年的植被覆盖率、造林面积，2006年的坡向、粮食总产量，2012年的相对湿度、植被类型、人口密度，2013年的降水量、日照时数、最大风速，以及2001、2008年的气温、坡度，均对RUE空间分布的相关性最小。

表5是RUE风险探测器结果（置信水平95%），12个驱动力因子风险范围内RUE均值由高到低排前4位的因子为：26°~31°的坡度、19687.78~22462.87 hm^{2}的造林面积、0.57~0.59的植被覆盖率、2.76~2.89人·km^{-2}的人口密度，提高RUE的风险最高。对不同坡度分区对应的RUE均值比较分析，随着坡度的增加，RUE呈先增加后减少的变化趋势，在坡度26°~31°出现拐点，即为提高RUE的高风险区。造林面积呈自东向西依次递增的空间分布特征，其高值区也是RUE的最高值集中区域，表明两者具有同步增减的变化趋势；叠加植被覆盖率与RUE空间分布图，RUE随着植被覆盖率的增加而提高，在植被覆盖率高值区RUE提高较显著。可见，RUE受植被的促进作用显著；人口密度呈自西南至西南逐渐递增的空间分布特征，至渭滨区出现最大值。与RUE呈现出相反的空间分布特征，说明人口密度对RUE的胁迫作用显著；降水量作为干旱半干旱地区影响RUE的主要气候因子，对2001—2017年平均降水量与分层RUE均值进行比较，再叠加宝鸡地区多年降水量空间分布图发现，665.51~679.80 mm的区域提高RUE的风险最高，集中于陈仓区东-西水平线区域上。

3.3.2 降水利用效率驱动力因子的交互作用 驱动力因子的两两交互作用对RUE空间分布的相关性都会增强（表6）。人口密度与其他因子的协同作用

表5 各驱动力因子RUE高风险范围界定及值域

Tab. 5 High risk range definition and value range of RUE on each driving factor

	植被覆盖率	造林面积	降水量	气温	相对湿度	日照时数	最大风速	坡度	坡向	植被类型	人口密度	粮食总产量
高风险范围	0.57~0.59	19678.74~22462.87	665.51~679.80	13.79~14.70	66.84~67.74	1447.19~1456.98	151.68~152.76	26°~31°	阴坡	高山土&铁铝土	2.76~2.89	37455~39542
RUE均值	0.89	0.91	0.84	0.83	0.86	0.87	0.87	0.92	0.86	0.55	0.88	0.83
像元面积占比/%	12.41	9.78	10.84	2.95	4.88	8.41	8.48	0.02	0.17	0.21	17.82	8.02

注：单位见表3。

表6　交互探测中各影响因子对RUE的解释力

Tab. 6　Power of each influencing factor to RUE in interactive

变量	*X*1	*X*2	*X*3	*X*4	*X*5	*X*6	*X*7	*X*8	*X*9	*X*10	*X*11	*X*12
*X*1	0.043											
*X*2	0.106	0.019										
*X*3	0.091	0.088	0.027									
*X*4	0.106	0.086	0.093	0.025								
*X*5	0.095	0.097	0.084	0.068	0.04							
*X*6	0.091	0.096	0.073	0.086	0.085	0.032						
*X*7	0.088	0.101	0.073	0.088	0.082	0.036	0.03					
*X*8	0.087	0.057	0.069	0.044	0.062	0.081	0.08	0.006				
*X*9	0.057	0.033	0.042	0.039	0.053	0.047	0.044	0.015	0.005			
*X*10	0.085	0.067	0.074	0.066	0.086	0.088	0.084	0.027	0.028	0.012		
*X*11	0.12	0.11	0.105	0.125	0.107	0.117	0.115	0.063	0.036	0.063	0.021	
*X*12	0.106	0.063	0.081	0.107	0.106	0.09	0.091	0.077	0.044	0.076	0.112	0.031

注:黄色条带越长,表示q值越大;反之,越小。

对RUE空间分布的相关性最强,是RUE的显著控制因子。整体来看,交互作用相关性排前4位的依次为:植被覆盖率、气温、相对湿度、降水量。也就是说,RUE差异显著的区域,这4个驱动力因子各自内部相差较大。由于坡度、坡向间存在规律性,故其在12个驱动力因子的交互作用下相关性较弱(表6),尤其是坡度∩人口密度、坡度∩粮食总产量、坡向∩人口密度、坡向∩粮食总产量对RUE的相关性相近。但坡度、坡向与粮食总产量的生态探测结果表现出对RUE空间分布存在显著差异,这就意味着坡度、坡向对RUE空间分布的相关性具有相同机理。同理,气温∩粮食总产量、相对湿度∩粮食总产量、植被覆盖率∩粮食总产量、人口密度∩粮食总产量对RUE空间分布的相关性接近且较强,那么气温、相对湿度、植被覆盖率、人口密度具有空间分布的一致性。但表4中这4个因子与粮食总产量对RUE解释力的生态检测不存在显著差异,即对RUE空间分布作用机理相似,且交互作用的相关性较强。

4　讨　论

4.1　气候变化和人类活动对RUE变化的贡献率分离

本研究中人为干预因素的厘定方法存在着不确定性。基于退耕还林(草)工程实施的第一轮下、第一轮后和第二轮以来3个时间段植被NDVI的空间分布特征,依据Sen+M-K趋势法得到其演变趋势,在综合两者的基础上,参考实际情况来厘定人为干预增加/减少区域。厘定过程中,Sen+M-K法是检验长时间序列变化趋势的非参数方法,气候变化和人类活动之间的耦合效应在干旱半干旱地区尤为明显,对植被覆盖变化的影响程度差异显著,能被更准确的识别和划分。但求取第一轮下、第一轮后和第二轮以来平均NDVI值的年份和年份个数不同。

4.2　退耕还林(草)工程实施以来RUE时空演变

关山草原(陇县西南部)、吴山[陈仓区新街镇(陇县西南部)]、千湖国家湿地公园(跨千阳的城关镇、柿沟乡、寇家河乡)、安舒庄森林公园[麟游(岐山山脉结秀之区)]、嘉陵江源头(凤县嘉陵江沿岸)地区,第一轮下、第一轮后、第二轮以来在旅游业的带动下,RUE由基本不变和显著提高为主到提高再到基本不变和降低,变化趋势偏差较大。对应的人类活动由99.85%人类干预增加到86.07%人类干预增加再到81.23%人类干预减少。逐阶段的降水量减少更加凸显了这些地区的植被退化现象。尤其是在干旱半干旱区,因地制宜地实施退耕还林(草)生态修复工程,立足水土资源匹配性,区域降水利用效率才能被有效提高。促进了植被生长,植被恢复得到改善,工业化、城镇化、水土资源等在区域内达成协作发展。

4.3　退耕还林(草)工程实施以来RUE驱动力探讨

在主导驱动力因子探测结果中,4个驱动力因素对RUE空间分布的解释力强弱为:自然资源因素强于气候环境因素强于人类活动因素强于地理环境因素;在交互作用中,表现为气候环境因素>自然资源因素>人类活动因素>地理环境因素;在生态探测结果中,地理环境因素不存在显著差异。说明地理环境因素的单一驱动力因子空间分布对RUE空

间分布的解释力较弱，在与人类活动因素交互作用下对RUE空间分布的相关性便可突显。

宝鸡地区属秦岭与渭河平原相互映衬的复杂地貌，热量垂直分异明显。阳坡，太阳高度角会随地表坡度的增加而越来越大，直至太阳直射坡面，继续增加，太阳高度角反之有所减小。而在阴坡，随坡度的增加太阳高度角越小。由表5可见，阴坡的坡度已达到最大值(26°~31°)，是提高RUE的高风险区，此时，太阳高度角最小，地面获得的太阳辐射能就越少。因此，在12个驱动力因子中，呈现出0.17%和0.02%的最小像元面积占比。丁振明等[37]研究发现，坡度越高、越靠近阳坡的区域生态环境水平越高，相比干旱区域气温对单位面积生态系统服务间接使用价值的边际贡献，暖湿区域更显著。故在26°~31°的阴坡地、13.79~14.70 ℃(2.95%)、665.51~679.80 mm(10.84%)的区域，RUE普遍偏高。但是，海拔相对较低、地势较为平坦的阳坡人类活动频繁，人口密度较大，介于2.76~2.89 人·km^{-2}，像元面积占比最大，为17.82%。研究区地处黄土高原西南边界区域，25°度以上的退耕还林(草)政策实施，通过人工植被的方式促进了RUE的提高。因而19687.78~22462.87 hm^{2}的造林面积(9.78%)、0.57~0.59的植被覆盖率(12.41%)，是提高RUE的高风险区。近年来，在以旅游业发展、加快城市化进程为主等带来的人为干预的区域内，尤其是渭河沿岸及岐山以东地区，以及宝鸡西南(凤县为主)和西北(陇县为主)地区，快速的城市化建设(前者)和以旅游业带动区域经济发展(后者)，退耕还林(草)工程实施增大了植被降水利用效率，植被生长促进植被覆盖率增大，生态恢复得到了有效改善。因此，城市建设和工业等产业的适度发展，合理控制因人类活动导致的植被退化是实现生态恢复可持续发展的必要前提。

5 结 论

(1) 近17 a来，宝鸡地区年际RUE[0.03·(10a)$^{-1}$]、春季RUE[-0.06·(10a)$^{-1}$]、夏季RUE[0.07·(10a)$^{-1}$]、秋季RUE[0.03·(10a)$^{-1}$]变化趋势不尽相同。RUE距平最大值出现在2016年(1.89)，最小值出现在2005年秋季(-0.27)。林地上，各年RUE值均表现较高。秋季的RUE变化波动最大，年际稍次之。

(2) 3个时间段上，RUE变化趋势偏差较大，第二轮以来>第一轮后>第一轮下。与NDVI的空间变化趋势较为一致，说明宝鸡地区RUE与NDVI具有较好的同步变化趋势，由基本不变和显著提高为主→提高→基本不变和降低。人为干预由99.85%增加→86.07%增加→81.23%减少。

(3) 植被覆盖率、相对湿度、降水量、气温、人口密度在主导因子探测和交互作用中，对RUE空间分布的解释力均较强。坡度、坡向在主导因子探测中较弱，但在与粮食总产量交互作用下对RUE空间分布具有较强的相关性。说明在粮食总产达到一定量时，相关性才能体现出来。

(4) RUE均值由高到低为：26°~31°的坡度、19687.78~22462.87 hm^{2}的造林面积、0.57~0.59的植被覆盖率、2.76~2.89 人·km^{-2}的人口密度提高RUE的风险最高。665.51~679.80 mm的降水量提高RUE的风险最高，集中于陈仓区东-西水平线区域上。

参考文献(References)：

[1] 王静, 姚顺波, 刘天军. 退耕还林背景下降水利用效率时空演变及驱动力探讨[J]. 农业工程学报, 2020, 36(1): 128-137. [Wang Jing, Yao Shunbo, Liu Tianjun. Spatio-temporal evolution and driving forces of rainfall use efficiency in land restoration[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(1): 128-137.]

[2] 朱教君, 郑晓. 关于三北防护林体系建设得思考与展望——基于40年建设综合评估结果[J]. 生态学杂志, 2019, 38(5): 1600-1610. [Zhu Jiaojun, Zheng Xiao. The prospects of development of the Three-North Afforestation Program(TNAP): On the basis of the results of the 40 year construction general assessment of the TNAP[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(5): 1600-1610.]

[3] 徐国劲, 谢永生, 骆汉, 等. 重大生态工程规划设计的理论探讨[J]. 自然资源学报, 2018, 33(7): 1139-1151. [Xu Guojin, Xie Yongsheng, Luo Han, et al. Theoretical discussion on planning and design of major ecological engineering[J]. Journal of Natural Resources, 2018, 33(7): 1139-1151.]

[4] Svoray T, Karnieli A. Rainfall, topography and primary production relationships in a semiarid ecosystem[J]. Ecohydrology, 2011, 4(1): 56-66.

[5] Reza M, Ali S, Donald H B. Changes of extrame drought and flood events in Iran[J]. Global and Planetary Change, 2016, 144: 67-81.

[6] 万红莲, 王静. 多尺度下宝鸡地区干旱动态格局演变及其与植被覆盖的关系[J]. 生态学报, 2018, 38(19): 1-12. [Wan Honglian, Wang Jing. Study of dynamic pattern evolution of drought and

its correlation with vegetation cover in Baoji area on multi-scale[J]. Acta Ecologica Sinica, 2018, 38(19): 6941-6952.]

[7] 李玮, 段利民, 刘廷玺, 等. 1961—2015年内蒙古高原内陆河东部流域极端降水时空变化特征分析[J]. 资源科学, 2017, 39(11): 2153-2165. [Li Wei, Duan Limin, Liu Tingxi, et al. Spatio-temporal variations of extreme precipitation from 1961 to 2015 in the eastern inland river basin of Inner Mongolian Plateau[J]. Resources Science, 2017, 39(11): 2153-2165.]

[8] 曹永旺, 延军平. 1961—2013年山西省极端气候事件时空演变特征[J]. 资源科学, 2015, 37(10): 2086-2098. [Cao Yongwang, Yan Junping. Temporal and spatial analysis of extreme climatic events in Shanxi Province from 1961 to 2013[J]. Resources Science, 2015, 37(10): 2086-2098.]

[9] Mariano M H, Patricia M S, Garry R W, et al. Variations in hydrological connectivity of Australian semiarid landscapes indicate abrupt changes in rainfall-use efficiency of vegetation[J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2012, 117(G3): G03009-G03023.

[10] Hu Z M, Yu G R, Fan J W, et al. Precipitation-use efficiency along a 4500-km grassland transect[J]. Global Ecology and Biogeography, 2010, 19(6): 842-851.

[11] 刘宪锋, 胡宝怡, 任志远. 黄土高原植被生态系统水分利用效率时空变化及驱动因素[J]. 中国农业科学, 2018, 51(2): 302-314. [Liu Xianfeng, Hu Baoyi, Ren Zhiyuan. Spatiotemporal variation of water use efficiency and its driving forces on the Loess Plateau during 2000- 2014[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(2): 302-314.]

[12] 张艳芳, 王姝. 黄土高原植被降水利用效率对植被恢复/退化的响应[J]. 干旱区地理, 2017, 40(1): 138-146. [Zhang Yanfang, Wang Shu. Spatial pattern of vegetation rainfall use efficiency and its response to vegetation changes on the Loess Plateau[J]. Arid Land Geography, 2017, 40(1): 138-146.]

[13] 李春娥. 新疆土地荒漠化时空变化特征分析[J]. 测绘科学, 2018, 43(9): 33-39. [Li Chune. Spatial-temporal variation of land desertification in Xinjiang[J]. Science of Surveying and Mapping, 2018, 43(9): 33-39.]

[14] 穆少杰, 周可新, 齐杨, 等. 内蒙古植被降水利用效率的时空格局及其驱动因素[J]. 植物生态学报, 2014, 38(1): 1-16. [Mu Shaojie, Zhou Kexin, Qi Yang, et al. Spatio-temporal patterns of precipitation-use efficiency of vegetation and their controlling factors in Inner Mongolia[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2014, 38(1): 1-16.]

[15] 花立民, 杨思维, 周建伟, 等. 气候变化和干扰对河西走廊北部风沙源区NDVI的影响[J]. 草地学报, 2012, 20(6): 995-1003. [Hua Limin, Yang Siwei, Zhou Jianwei, et al. Influence of climate change and disturbance on NDVI in source area of blown sand, North of Hexi corridor[J]. Acta Agrestia Sinica, 2012, 20(6): 995-1003.]

[16] 王刘明, 张媛, 武磊, 等. 区域尺度植被降水利用效率的时空变化特征——以洮河流域为例[J]. 兰州大学学报: 自然科学版, 2018, 54(5): 604-611. [Wang Liuming, Zhang Yuan, Wu Lei, et al. Spatial-temporal variation of vegetative rain use efficiency at the regional scale: A case study in the Tao River Basin[J]. Journal of Lanzhou University: Natural Sciences Edition, 2018, 54(5): 604-611.]

[17] 仇洁, 张慧, 沈渭寿. 青藏高原1982—2007年植被降水利用效率空间格局特征分析[J]. 复旦学报: 自然科学版, 2014, 53(1): 126-133. [Chou Jie, Zhang Hui, Shen Weishou. Spatial characteristics of precipitation use efficiency on the Qinghai-Tibet Plateau from 1982 to 2007[J]. Journal of Fudan University(Natural Science Edition), 2014, 53(1): 126-133.]

[18] 穆少杰, 游永亮, 朱超, 等. 中国西北部草地植被降水利用效率的时空格局[J]. 生态学报, 2017, 37(5): 1458-1471. [Mu Shaojie, You Yongliang, Zhu Chao, et al. Spatio-temporal patterns of precipitation-use efficiency of grassland in Northwestern China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(5): 1458-1471.]

[19] 王静, 万红莲, 张翀. 2001—2013年宝鸡地区植被NDVI对气温和降水量的季节响应特征[J]. 水土保持通报, 2017, 37(5): 235-240. [Wang Jing, Wan Honglian, Zhang Chong. Seasonal response characteristics of temperature and precipitation based on vegetation NDVI in Baoji area during 2001-2013[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2017, 37(5): 235-240.]

[20] 李新尧, 杨联安, 聂红梅, 等. 基于植被状态指数的陕西省农业干旱时空动态[J]. 生态学杂志, 2018, 37(4): 1172-1180. [Li Xinrao, Yang Lianan, Nie Hongmei, et al. Assessment of temporal and spatial dynamics of agricultural drought in Shaanxi province based on vegetation condition index[J]. Chinese Journal of Ecology, 2018, 37(4): 1172-1180.]

[21] 王静, 万红莲, 张翀. 基于MODIS数据的宝鸡地区植被覆盖时空变化及影响因素分析[J]. 江西农业学报, 2018(1): 127-133. [Wang Jing, Wan Honglian, Zhang Chong. Temporal and spatial changes and influencing factors of vegetation cover in Baoji area based on MODIS data[J]. Acta Agriculture Jiangxi, 2018(1): 127-133.]

[22] 牟乐, 芦奕晓, 杨惠敏, 等. 1981—2015年中国西北牧区植被覆盖的时空变化[J]. 干旱区研究, 2018, 35(3): 615-623. [Mou Le, Lu Yixiao, Yang Huimin, et al. Spatiotemporal variation of vegetation cover in the pastoral area in Northwestern China during the period of 1981-2015[J]. Arid Zone Research, 2018, 35(3): 615-623.]

[23] Cai B F, Yu R. Advance and evaluation in the long time series vegetation trends research based on remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 6: 1170-1176.

[24] 孔锋, 孙劭, 王一飞, 等. 近56 a来中国东部地区雨涝事件时空演变特征[J]. 长江流域资源与环境, 2018, 27(7): 1554-1564. [Kong Feng, Sun Shao, Wang Yifei, et al. Temporal and spatial variation pattern of waterlogging events in Eastern China in recent 56 years[J]. Research and Environment in the Yangtze Basin, 2018, 27(7): 1554-1564.]

[25] 刘婵, 刘冰, 赵文智, 等. 黑河流域植被水分利用效率时空分异及其对降水和气温的响应[J]. 生态学报, 2020, 40(3): 1-12. [Liu Chan, Liu Bing, Zhao Wenzhi, et al. Temporal and spatial variability of water use efficiency of vegetation and its response to precipitation and temperature in Heihe River basin[J]. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(3): 1-12.]

[26] 杜加强, 舒俭民, 张林波. 基于植被降水利用效率和NDVI的黄河上游地区生态退化研究[J]. 生态学报, 2012, 32(11): 3404-3413. [Du Jiaqiang, Shu Jianmin, Zhang Linbo. Analysis of ecosystem degradation and recovery using precipitation use efficiency and NDVI in the headwater catchment of the Yellow River basin [J]. Acta Ecologica Sinica, 2012, 32(11): 3404-3413.]

[27] 董晓宇, 姚华荣, 戴君虎, 等. 2000-2017年内蒙古荒漠草原植被物候变化及对净初级生产力的影响[J]. 地理科学进展, 2020, 39(1): 24-35. [Dong Xiaoyu, Yao Huarong, Dai Junhu, et al. Phenological chances of desert steppe vegetation and its effect on net primary productivity in Inner Mongolia from 2000 to 2017[J]. Progress in Geography, 2020, 39(1): 24-35.]

[28] 吕鑫, 王卷乐, 康海军, 等. 基于MODIS NPP的2006-2015年三江源区产草量时空变化研究[J]. 自然资源学报, 2017, 32(11): 1857-1868. [LYU Xin, Wang Juanle, Kang Haijun, et al. Spatio-temporal changes of grassland production based on MODIS NPP in the Three-River source region from 2006 to 2015[J]. Journal of Natural Resources, 2017, 32(11): 1857-1868.]

[29] Prnce S D, Wessels K J. Desertification in the Sahel: A rein tepret-tion of a rein tepretation[J]. Global Change Biology, 2007, 13(7): 1308-1313.

[30] 朱长明, 李均力, 沈占锋, 等. 基于MODIS密集时间序列数据的塔里木河下游植被活动过程监测[J]. 资源科学, 2019, 41(3): 591-600. [Zhu Changming, Li Junli, Shen Zhanfeng, et al. Spatio-temporal dynamics of vegetation activities in the lower reach of the Tarim River based on MODIS intensive time series data[J]. Resources Science, 2019, 41(3): 591-600.]

[31] 王朗, 傅伯杰, 吕一河, 等. 生态恢复背景下陕北地区植被覆盖的时空变化[J]. 应用生态学报, 2010, 21(8): 2109-2116. [Wang Lang, Fu Bojie, LYU Yihe, et al. Spatial-temporal variations of vegetation cover in Northern Shaanxi Province under the background of ecological restoration[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2010, 21(8): 2109-2116.]

[32] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望[J]. 地理学报, 2017, 72(1): 116-134. [Wang Jinfeng, Xu Chengdong. Geodetector: Principle and prospective[J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(1): 116-134.]

[33] 潘洪义, 黄佩, 徐婕. 基于地理探测器的岷江中下游地区植被NPP时空格局演变及驱动力研究[J]. 生态学报, 2019, 39(20): 1-11. [Pan Hongyi, Huang Pei, Xu Jie. The spatial and temporal pattern evolution of vegetation NPP and its driving forces in middle-lower areas of the Min River based on geographical detector analyses[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(20): 1-11.]

[34] 何金苹, 徐长春, 李晓菲, 等. 开都-孔雀河流NDVI动态变化及其与气温和降水的联系[J]. 水土保持研究, 2018, 25(6): 329-334. [He Jinpin, Xu Changchun, Li Xiaofei, et al. Changes trend of NDVI and its response to temperature and precipitation in long time series in Kaidu-Kongqi River basin[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2018, 25(6): 329-334.]

[35] 杨蓉, 赵多平. 气候变暖背景下西北脆弱带近54年降水季节变化特征[J]. 水土保持研究, 2018, 25(6): 85-93. [Yang Rong, Zhao Duoping. Characteristics of seasonal variation of precipitation in Northwest vulnerable ecotone under the background of climate warming in the past 54 years[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2018, 25(6): 85-93.]

[36] Anatoly A Gitelson, Yoram J Kaufman, Robert Stark, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 80(1): 76-87.

[37] 丁振明, 姚顺波. 区域生态补偿均衡定价机制及其理论框架研究[J]. 中国人口·资源与环境, 2019, 29(9): 99-108. [Ding Zhenming, Yao Shunbo. Research on the equilibrium pricing mechanism and theoretical framework of regional ecological compensation[J]. China Population, Resources and Environment, 2019, 29(9): 99-108.]

The evolution pattern and attribution of rainfall use efficiency since the implementation of the project of returning farmland to forest (grass): A case study in Baoji

WANG Jing[1,2], YAO Shun-bo[1], LIU Tian-jun[2]

(1. *Northwest A&F University, College Economics & Management, Center for Reso urce Economy and Environmental Management, Yangling* 712100, *Shaanxi, China;* 2. *Northwest A&F University, Western Development Institute, Yangling* 712100, *Shaanxi, China*)

Abstract: Monitoring the dynamic changes of precipitation utilization efficiency can indicate the degradation or restoration of vegetation under the influence of climatic factors. In the traditional method, many factors, such as precipitation and temperature, are used to explore the response relationship with vegetation normal difference vegetation index (NDVI). This study is based on the rainfall use efficiency (RUE) model, which integrates the three dimensions of climate, land use/coverage, and optical remote sensing, separates human intervention (increase/decrease) factors, and monitors the spatial and temporal evolution of RUE in the growing season. The geographic probe method explores its driving force. The results show that (1) after two rounds of conversion of farmland to forests (grass) in Baoji, RUE generally showed an upward trend, especially after the first round (2009−2013), and the percentage of pixel area that showed a significant increase trend was the highest, reaching 65.69%. The whole area changed from human-induced interventions to human-induced interventions under the first round of project implementation (2001−2008). (2) Summer rainfall was the most abundant, and spring rainfall was poor, which showed an increase in summer RUE. The rate [0.07·$(10a)^{-1}$] and the decrease rate of spring RUE [−0.06·$(10a)^{-1}$] are the most significant. The interannual summer and autumn seasons have the highest RUE values for forest land and the highest RUE values for urban and rural land in spring. (3) Vegetation coverage, relative humidity, sunshine hours, total grain production, maximum wind speed, precipitation, temperature, population density, afforestation,and the area's explanatory power to RUE decrease in order (95% confidence level), and the vegetation type, slope, and aspect have no-significant explanatory power to RUE. The explanatory power of the spatial distribution of RUE under interaction is represented by climate and environmental factors>natural resource factors>human activity factors>geographical environmental factors. With the increase of the slope, the RUE increased first and then decreased, and an inflection point appeared at a slope of 26°−31°. The afforestation area and RUE have a synchronous increase and decrease trend; the vegetation has a significant role in promoting RUE, and the population density has a significant effect on RUE. The stress effect is significant. In addition, the precipitation of 665.51−679.80 mm has the highest risk of increasing RUE, concentrated on the east-west horizontal line of the Chencang District.

Keywords: returning farmland to forests (grass); rainfall use efficiency; human intervention; driving factor; Baoji area